7Д

УДК 622.276.5.001.42+004.8.032.26

С.В. Денисов
Уфимский государственный нефтяной технический университет, г. Уфа, Российская Федерация
sk-albion@yandex.ru

Совместное применение нейронных сетей и метода последовательного прогнозирования вероятностей для идентификации модели пласта

В статье обсуждаются результаты, полученные путем объединения искусственной нейронной сети и метода последовательного прогнозирования вероятностей. Исследовались два набора реальных промысловых данных. В каждом примере искусственная нейронная сеть применялась для идентификации различных режимов фильтрации. Далее определялись начальные оценки параметров пласта, которые использовались в качестве стартовых приближений для метода последовательного прогнозирования вероятностей.

Применение искусственной нейронной сети для идентификации режимов фильтрации

Наиболее полезным графиком при анализе поведения пласта в течение гидродинамических исследований скважин (ГДИС) является график производной функции давления. Режимы фильтрации можно определить путем изучения формы графика производной при исследовании скважины методами понижения уровня и восстановления давления. Параметры пласта вычисляются на основе данных о давлении для соответствующего режима фильтрации. В табл. 1 приведены характеристики производной функции давления и самой функции изменения величины давления, а также дополнительные отличительные особенности разных режимов фильтрации [1]. На практике эти характеристики должны проявиться за период минимум одной декады, чтобы их можно было интерпретировать как тот или иной режим потока. Если период короче одной декады, то они, скорее всего, представляют собой либо шум, либо переходный процесс между различными режимами фильтрации.

Искусственную нейронную сеть (НС) можно обучить для распознавания таких отличительных характеристик. В данном исследовании НС обучали для выявления следующих 8 шаблонов: 1) нулевой наклон прямой; 2) единичный наклон прямой; 3) прямая с наклоном $1/4$; 4) прямая с наклоном $1/2$; 5) прямая с наклоном $-1/2$; 6) горб кривой; 7) провал в кривой; 8) спадающая кривая.

Шаблон нулевого наклона прямой характеризует режимы радиального течения в бесконечном пласте и течения с одиночным непроводящим сбросом. Шаблон единичного наклона прямой в раннее и позднее время после начала ГДИС соответствует режимам течения с влиянием ствола скважины и псевдостационарному состоянию фильтрации соответственно. Режим течения в вертикальной трещине с конечной проводимостью определяется наличием шаблона прямой с наклоном $1/4$. Шаблон прямой с наклоном $1/2$, используется для распознавания режима течения в вертикальной трещине с бесконечной проводимостью и/или линейного потока в вытянутом пласте. Несовершенная скважина (сферическое течение) характеризуется шаблоном прямой с наклоном $-1/2$.

Таблица 1 – Свойства производной функции давления для разных режимов фильтрации

Режим фильтрации	Наклон кривой изменения давления	Наклон производной функции давления	Дополнительная отличительная черта
Влияние ствола скважины (WBS)	1	1	кривые изменения давления и его производной в начале ГДИС перекрываются
Вертикальная трещина с конечной проводимостью (FCVF)	1/4	1/4	после WBS кривые изменения давления и его производной в начале ГДИС сдвинуты в 4 раза
Вертикальная трещина с бесконечной проводимостью (ICVF)	1/2	1/2	после WBS и/или FCVF кривые изменения давления и его производной в начале ГДИС сдвинуты в 2 раза
Несовершенная скважина (PPEN)	выравнивание	−1/2	возникает после WBS и до IARF
Радиальное течение в бесконечном пласте (IARF)	возрастание	0	нулевой наклон производной в середине ГДИС
Система с двойной пористостью и псевдо-стационарным межпоровым потоком	возрастание, выравнивание, возрастание	0, горб кривой, 0	тенденция к образованию впадины в середине ГДИС; длительность больше одной декады
Система с двойной пористостью и нестационарным межпоровым потоком	рост крутизны	0, тенденция к повышению, 0	удвоение наклона в середине ГДИС
Одиночный непроводящий сброс	рост крутизны	0, тенденция к повышению, 0	удвоение наклона в конце ГДИС
Поток в вытянутом пласте	1/2	1/2	кривые изменения давления и его производной в конце ГДИС сдвинуты в 2 раза; наклон производной, равный1/2, возникает намного раньше
Псевдо-стационарное состояние фильтрации	1 для ГДИС методом понижения уровня; 0 для ГДИС методом восстановления давления	1 для ГДИС методом понижения уровня; крутой спад для ГДИС методом восстановления давления	кривые изменения давления и его производной в конце ГДИС методом понижения уровня перекрываются; единичный наклон производной возникает намного раньше
Граница с постоянным давлением	0	крутой спад	невозможно отличить от режима псевдо-стационарного состояния фильтрации при ГДИС методом восстановления давления

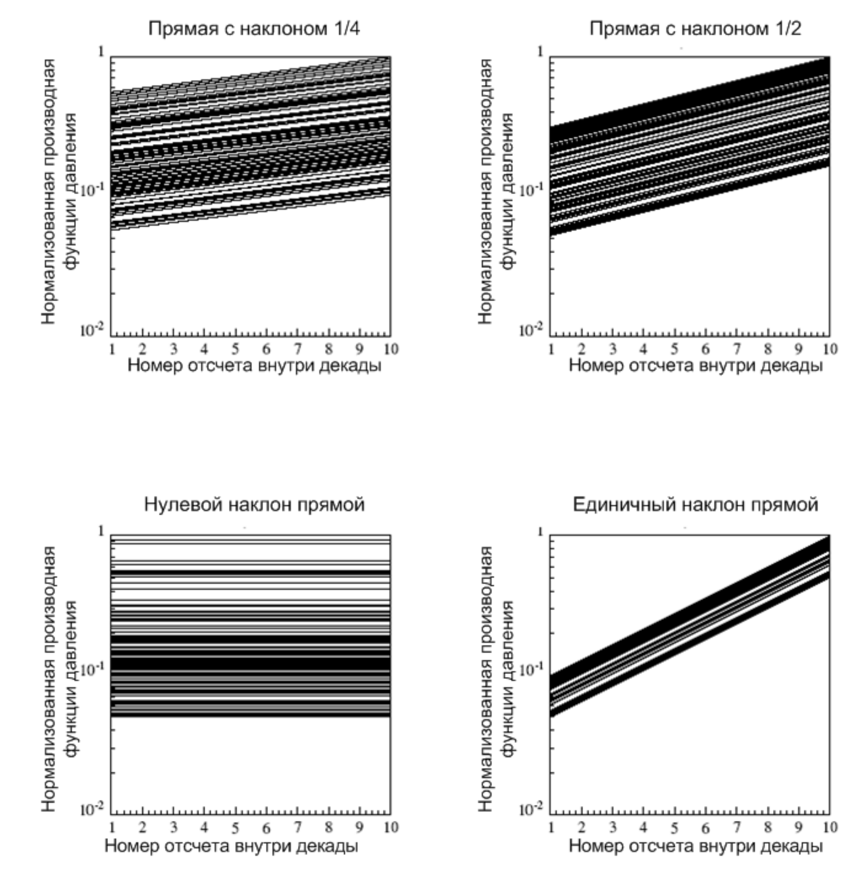


Рисунок 1 – Данные, используемые при обучении НС

Шаблон горба кривой используется для идентификации переходного периода между режимом влияния ствола скважины и режимом радиального течения в бесконечном пласте. Фильтрация в системе с двойной пористостью соответствует шаблону провала в кривой. Наконец, режим с постоянным давлением на границе пласта можно распознать с помощью шаблона круто спадающей кривой в конце испытания.

Искусственная НС, используемая в работе, состояла из 10 обрабатывающих единиц во входном слое, 6 единиц в скрытом слое и 8 единиц в выходном слое. Каждая единица в выходном слое соответствует одному из шаблонов. Поскольку длительность любого шаблона составляет не менее одной декады, то данные, применяемые для обучения НС на примере всех шаблонов, также формировались на этот период. Декада обучающих данных включает 10 точек на графике производной функции давления, равномерно распределенных в логарифмическом пространстве, т.к. кривая производной функции давления строится в логарифмическом масштабе. НС использовалась для проверки одной декады данных ГДИС за раз. Таким образом, перемещая «окно» шириной в одну декаду из одной точки реальных данных ГДИС в другую, можно идентифицировать шаблон для каждой из этих точек.

Обучающая выборка для всех шаблонов генерировалась случайным образом, а затем подвергалась нормализации. При формировании данных для шаблона горба кривой использовался широкий диапазон изменений скин-фактора. В модели двойной пористости с псевдостационарным межпоровым потоком при генерации данных для шаблона провала в кривой использовалось множество значений коэффициента пропускания (λ). Изменения в величине относительного упругого запаса (ω) не влияли

на форму провала. Он только сдвигал шаблон провала в кривой либо влево, либо вправо. Наконец, различные значения расстояния до границы в модели с постоянным давлением на границе пласта формировали данные для шаблона спадающей кривой. Данные для остальных шаблонов определялись из простых математических выражений, дающих желаемый наклон прямой. Одна сотня наборов репрезентативных данных для каждого шаблона выступала в роли обучающей выборки, другая сотня – в роли тестовой. На рис. 1 и 2 показаны данные, используемые для тренировки НС.

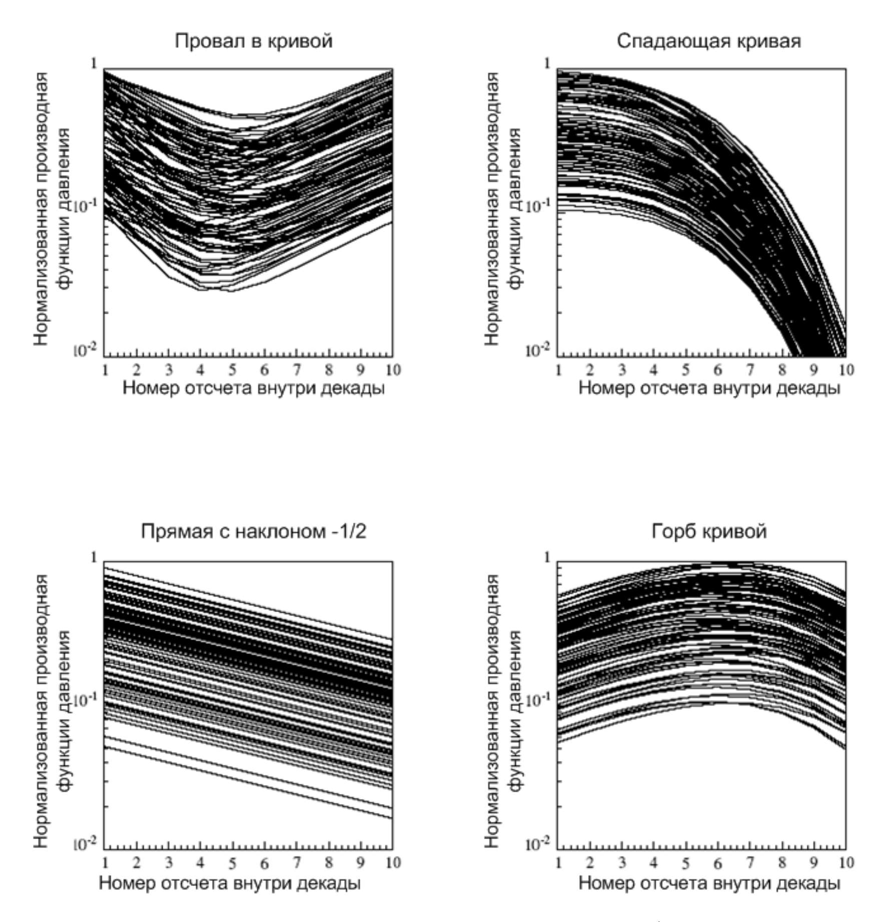


Рисунок 2 – Данные, используемые при обучении НС

Одним из ключевых параметров в обучении НС является число обрабатывающих единиц в скрытом слое, которое зависит от сложности решаемой задачи. В нашей НС имелось 10 входных узлов (10 значений производной) и 8 выходных узлов (8 характерных шаблонов). Используя различное число узлов в скрытом слое, было установлено, что НС с 6 скрытыми обрабатывающими единицами дает наиболее точные результаты обработки реальных и смоделированных данных ГДИС. Эксперименты показали, что НС со слишком большим числом скрытых единиц может чересчур обобщать восприятие обучающих примеров из-за высокой степени свободы (большого числа весов). НС с числом скрытых узлов большим 6 смогла правильно идентифицировать обучающую и тестовые выборки в 98 % случаев, однако она также давала промежуточные или весьма большие активационные уровни на выходе для других (неверных) шаблонов. С другой стороны, обучение НС с очень малым количеством скрытых узлов иногда просто не сходилось, а если даже и сходилось, то точность прогнозов была низкой.

Обучение НС обычно требует значительных затрат на компьютерную память и время CPU. Уровень потребления связан с объемом обучающей и тестовой выборок, количеством обрабатывающих единиц (первый, скрытый и выходной слои) и сложностью решаемой задачи. Идентификация 8 различных шаблонов при 10 значениях на входе – сравнительно несложная задача. В данной работе число итераций при обучении лежало в диапазоне от 2000 до 30000. Обучение прекращалось, когда не было заметного улучшения в результатах через большое число итераций (3000 и больше). Сеть затем проверялась на тестовых данных. Из множества обученных сетей только некоторые из них оказались подходящими. Однако даже такие успешные обученные НС все еще были несовершенны. Некоторые сети были иногда неспособны идентифицировать определенный шаблон или шаблоны. Оценку точности НС в предсказании режима фильтрации нужно осуществлять с большой осторожностью.

Таблица 2 – Модели-кандидаты пласта, используемые в МППВ

Номер модели	Модель пласта	Параметры
1	Радиальное течение в бесконечном пласте	k, s, C
2	Граница с непроводящим сбросом	k, s, C, r_e
3	Непроводящая внешняя граница	k, s, C, r_e
4	Внешняя граница с постоянным давлением	k, s, C, r_e
5	Система с двойной пористостью и псевдо-стационарным межпоровым потоком	k, s, C, ω, λ
6	Система с двойной пористостью, псевдо-стационарным межпоровым потоком и непроводящим сбросом	k, s, C, ω, λ, r_e
7	Система с двойной пористостью, псевдо-стационарным межпоровым потоком и непроводящей внешней границей	k, s, C, ω, λ, r_e
8	Система с двойной пористостью, псевдо-стационарным межпоровым потоком и внешней границей с постоянным давлением	k, s, C, ω, λ, r_e

Несмотря на то, что НС обучалась для распознавания всех 8 шаблонов, наибольший интерес представляют шаблоны нулевого наклона прямой, единичного наклона прямой, горба кривой, провала в кривой и спадающей кривой. Целью настоящего исследования является проверка того, как подход на основе НС и метода последовательного прогнозирования вероятностей (МППВ), описанный в [2], можно использовать для идентификации модели пласта и его параметров. Существующая программа, реализующая МППВ, осуществляет дискриминантный анализ 8 моделей пласта, сведенных в табл. 2. Сумев распознать упомянутые пять шаблонов, можно будет идентифицировать режим фильтрации во всех 8 моделях и получить начальные оценки параметров пласта. Далее описываются типичные участки кривой производной функции давления для каждой модели коллектора в хронологическом порядке.

1. Радиальное течение в бесконечном пласте: единичный наклон, горб, нулевой наклон.

2. Граница с непроводящим сбросом: единичный прямой, горб, нулевой наклон, переходный период, второй нулевой наклон.

3. Непроводящая внешняя граница: единичный наклон, горб, нулевой наклон, единичный наклон.

4. Внешняя граница с постоянным давлением: единичный наклон, горб, нулевой наклон, спадающая кривая.

5. Система с двойной пористостью и псевдостационарным межпоровым потоком:

– единичный наклон, горб, нулевой наклон, провал, второй нулевой наклон, или:

– единичный наклон, горб, провал, нулевой наклон.

6. Система с двойной пористостью, псевдостационарным межпоровым потоком и непроводящим сбросом:

– единичный наклон, горб, нулевой наклон, провал, второй нулевой наклон, переходный период, третий нулевой наклон (удвоение значений производной), или:

– единичный наклон, горб, провал, переходный период, второй нулевой наклон (удвоение значений производной).

7. Система с двойной пористостью, псевдостационарным межпоровым потоком и непроводящей внешней границей:

– единичный наклон, горб, нулевой наклон, провал, второй нулевой наклон, единичный наклон, или:

– единичный наклон, горб, провал, нулевой наклон, единичный наклон.

8. Система с двойной пористостью, псевдостационарным межпоровым потоком и внешней границей с постоянным давлением:

– единичный наклон, горб, нулевой наклон, провал, второй нулевой наклон, спадающая кривая, или:

– единичный наклон, горб, провал, нулевой наклон, спадающая кривая.

Начальные оценки параметров пласта вычисляются на основе данных о давлении для соответствующего режима фильтрации, а затем используются как начальное приближение для определения параметров коллектора и идентификации его модели в МППВ. Процедура расчета начальных оценок параметров пласта описывается в [3].

Применение к реальным данным ГДИС

Поскольку данные для обучения НС должны быть распределены равномерно на логарифмической шкале, то кривые производных функции давления, исследуемые НС, подвергались регуляризации в логарифмическом масштабе. Для НС требуются десять результатов измерений, образующих декаду. Эти десять значений производной функции давления использовались для получения равноотстоящих точек на графике с желаемым шагом путем линейной интерполяции. Как известно, производная от давления является нелинейной функцией, однако, отсутствие дополнительной информации, необходимой для математического описания кривой производной, не позволяет выбрать наиболее подходящую интерполяционную схему.

Фактически эта информация и является предметом нашего поиска. Из практики ГДИС следует, что линейная интерполяция является достаточно эффективным способом вычисления промежуточных значений между двумя известными точками данных. В самом начале ГДИС проводится достаточно небольшое количество измерений, изменение давления связано, главным образом, с влиянием ствола скважины. Производная функции давления при данном режиме фильтрации линейно зависит от времени. Поэтому линейная интерполяция вполне может использоваться.

С течением времени число результатов измерений за декаду увеличивается, т.к. давление фиксируется с относительно малым шагом по времени и отображается в

логарифмическом масштабе. Таким образом, метод линейной интерполяции не искажает форму кривой производной функции давления. В случае, когда применяются постоянно действующие датчики давления, влияние ствола скважины, как правило, не наблюдается, однако установленные в забое датчики обычно регистрируют данные через очень малые интервалы времени. То есть линейная интерполяция пригодна и в этом случае. В любом случае одной из причин применения НС для идентификации режима фильтрации была ее малая чувствительность к шуму. В результате не требуется предварительно сглаживать данные.

Эксперименты проводились на наборах реальных данных ГДИС с целью оценить эффективность предлагаемого подхода. Были выбраны два набора реальных промысловых данных с различными по форме кривыми производных от давления для того, чтобы продемонстрировать результаты применения методики.

Исследование 1. Скважина с отрицательным скин-фактором

Исследуемые данные ГДИС методом восстановления давления были взяты из [1]. В табл. 4 приведены значения параметров скважины и пласта. Скважина была закрыта примерно на 188 часов после более чем одного года эксплуатации. Поскольку время эксплуатации продолжительно и точно неизвестно, то ГДИС рассматривалось как ГДИС методом понижения уровня с отрицательным дебитом. Производная функции давления и активационные уровни для различных характерных шаблонов изображены на рис. 3 и 4 соответственно.

Шаблон единичного наклона (влияние ствола скважины) присутствует в течение первых нескольких декад, после которого следует шаблон горба кривой одновременно с шаблоном нулевого наклона. Последний шаблон не соответствует истинному режиму радиального течения в бесконечном пласте, так как он находится слишком близко к концу режима влияния ствола скважины. Настоящий участок течения в бесконечном пласте располагается через полторы декады после окончания режима влияния ствола скважины, но он не был обнаружен НС. Тем не менее, можно установить данный режим, используя разработанный алгоритм, что позволит вычислить значения проницаемости и скин-фактора. После исследования всех режимов фильтрации определяются начальные оценки параметров пласта, необходимые для восьми моделей коллектора, значения которых приведены в табл. 5.

Таблица 4 – Параметры пласта и скважины в первом исследовании

Параметр	Значение
Тип ГДИС	Метод восстановления давления
Радиус ствола скважины	0,09 м
Пористость	0,2
Мощность пласта	30,48 м
Расход	$79{,}49\ \text{м}^3/\text{сут}$
Вязкость	$5{,}48\cdot 10^{-4}\ \text{Па}\cdot\text{с}$
Объемный коэффициент	$1{,}315\ \left[\text{м}^3\right]_{\text{пласт}}/\left[\text{м}^3\right]_{\text{норм}}$
Общая сжимаемость	$2{,}31\cdot 10^{-3}\ \text{МПа}^{-1}$
Первоначальное давление	18,03 МПа

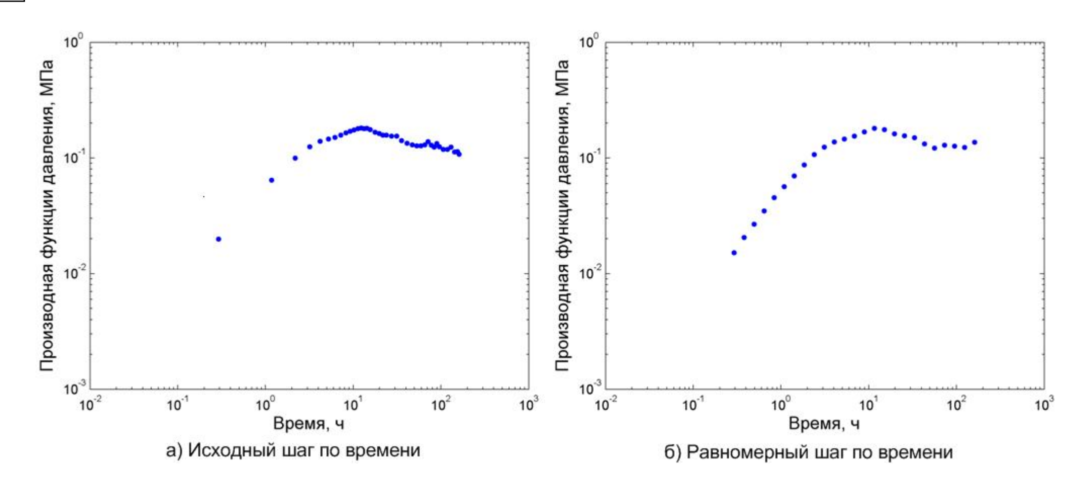


Рисунок 3 – Производные функции давления при различных шагах по времени в первом исследовании

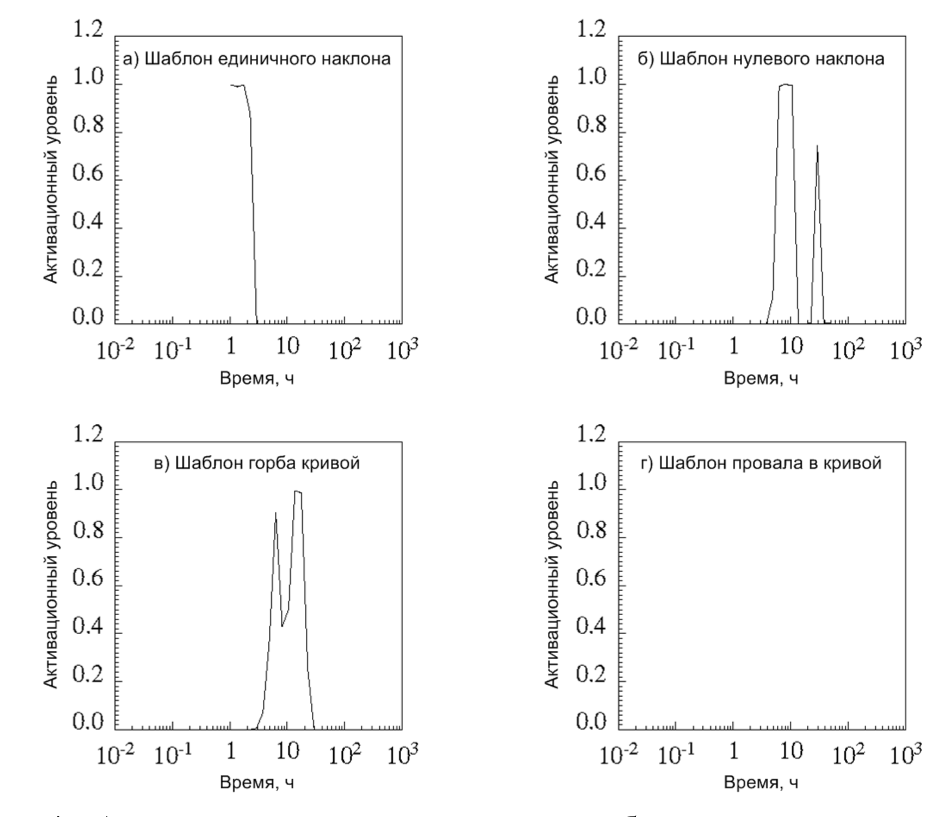


Рисунок 4 – Активационные уровни различных шаблонов в первом исследовании

Таблица 5 – Начальные оценки параметров пласта в первом исследовании

Параметр	Начальная оценка
k	$1{,}32 \cdot 10^{-2}$
S	–5,14
C	97,08
ω	0,99
λ	0,99
r_e	375,66

Таблица 6 – Сравнение начальных оценок параметров пласта и оценок, полученных в результате подгонки кривых, в первом исследовании

Параметр	Начальная оценка	Конечная оценка	Доверительный интервал
k	$1{,}32 \cdot 10^{-2}$	$1{,}73 \cdot 10^{-2}$	±2,55 %
S	–5,14	–4,39	±0,69
C	97,08	57,88	±2,57 %

Таблица 7 – Параметры пласта и скважины в исследовании 2

Параметр	Значение
Тип ГДИС	Метод восстановления давления
Радиус ствола скважины	0,09 м
Пористость	0,07
Мощность пласта	10,97 м
Расход	$152{,}63\ м^3/сут$
Вязкость	10^{-3} Па · с
Объемный коэффициент	$1{,}28\ \left[м^3\right]_{пласт} / \left[м^3\right]_{норм}$
Общая сжимаемость	$2{,}62 \cdot 10^{-3}\ МПа^{-1}$
Первоначальное давление	0,64 МПа
Время эксплуатации	50,75 ч

С помощью МППВ на рис. 5 построены графики значимых по величине нормализованных суммарных вероятностей. Модель течения в бесконечном пласте на момент окончания ГДИС обладает наибольшей нормализованной суммарной вероятностью, что говорит об ее лучшей адекватности измеренному падению давления. Соответствие этой модели данным демонстрируется на рис. 6. Значения начальных и конечных оценок параметров пласта, а также величины доверительных интервалов сведены в табл. 6. Видно, что и те и другие оценки достаточно близки друг к другу.

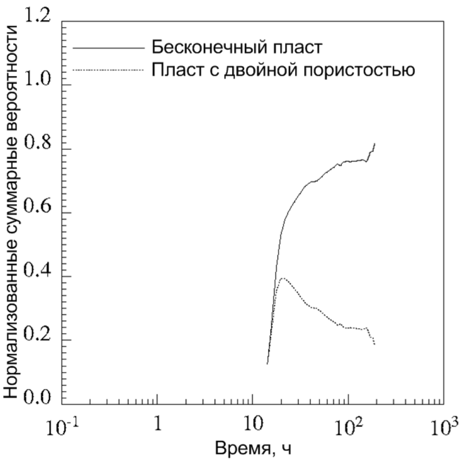


Рисунок 5 – Нормализованные суммарные вероятности в первом исследовании

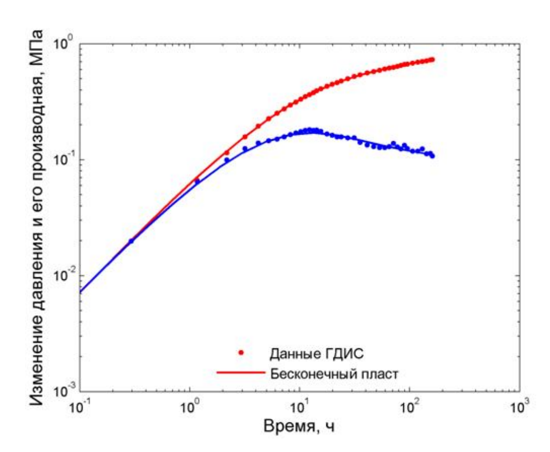


Рисунок 6 – Соответствие подобранных кривых данным ГДИС в первом исследовании

Исследование 2. Пластовая система с двойной пористостью

ГДИС проводилось методом восстановления давления в пласте с двумя видами пустотности. Данные были взяты из [1]. В табл. 7 приведены значения параметров скважины и пласта. Скважина была закрыта меньше чем на 4 часа после примерно 50 часов эксплуатации. Производная функции давления и активационные уровни, выданные НС, изображены на рис. 7 и 8 соответственно. График производной указывает на наличие в коллекторе двойной пористости.

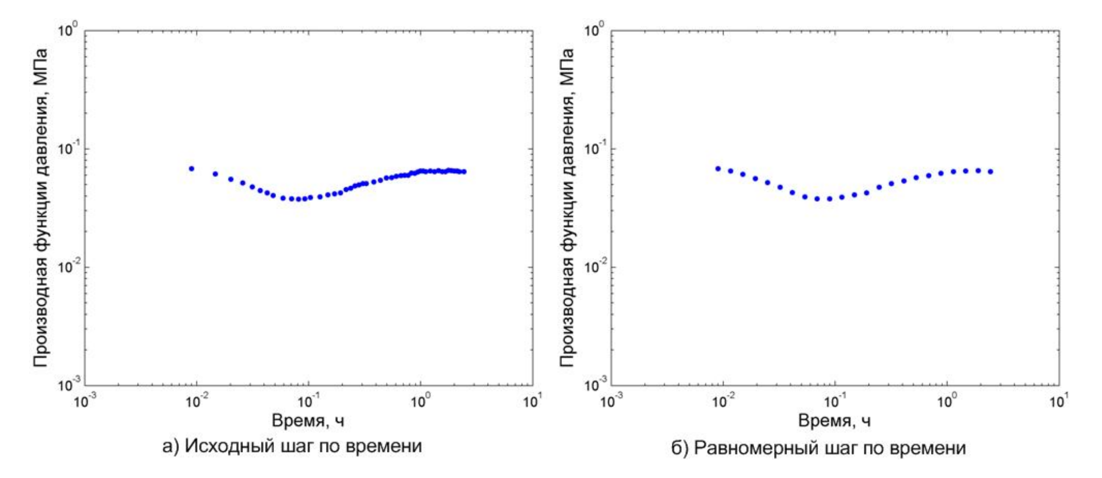


Рисунок 7 – Производные функции давления при различных шагах по времени во втором исследовании

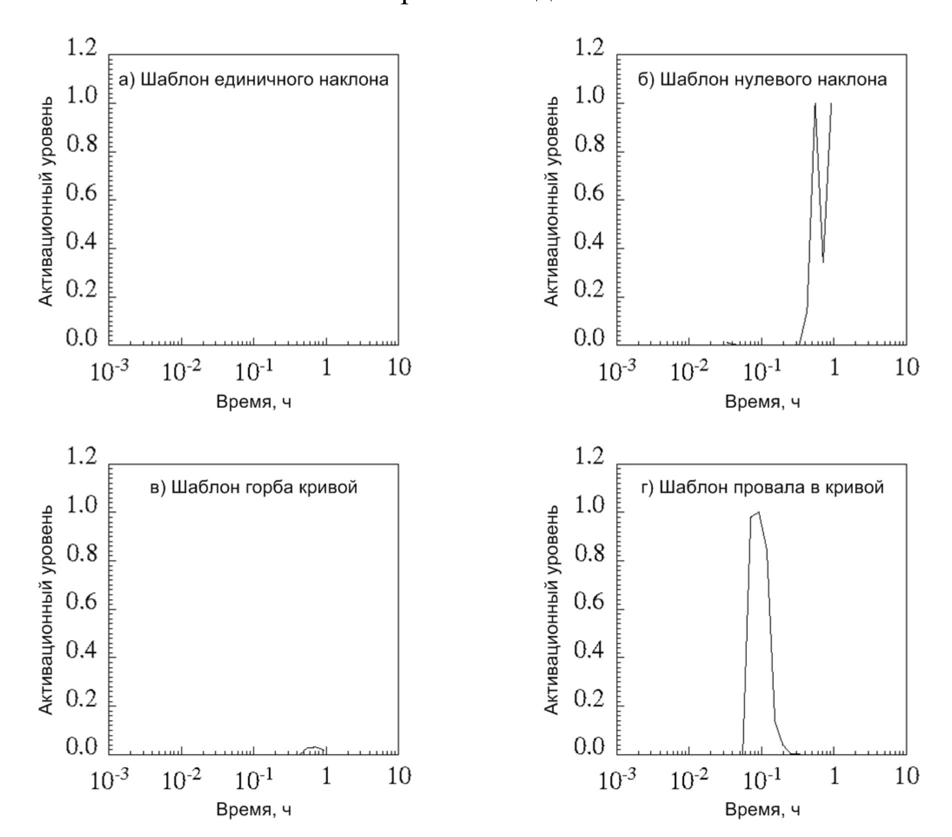
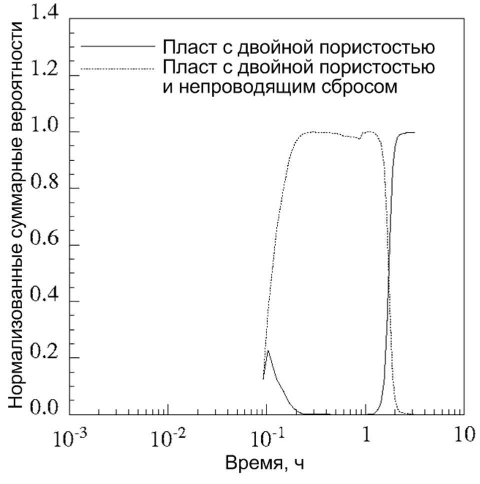


Рисунок 8 – Активационные уровни различных шаблонов во втором исследовании

НС сумела распознать только два шаблона провала и горба кривой. Первый шаблон соответствует режиму фильтрации в системе с двойной пористостью. Значение коэффициентов упругоемкости и пропускания пласта были вычислены с использованием точки минимума провала в кривой, как описано в [3]. Значения проницаемости и скин-фактора определялись в соответствии с точками на плоском участке кривой производной. В качестве расстояния до границы брался радиус исследования. Начальные оценки всех параметров пласта, необходимые для восьми моделей коллектора, приведены в табл. 8.

Таблица 8 – Начальные оценки параметров пласта во втором исследовании

Параметр	Начальная оценка
k	0,25
S	–4,21
C	2,54
ω	0,28
λ	$8,20 \cdot 10^{-6}$
r_e	255,76



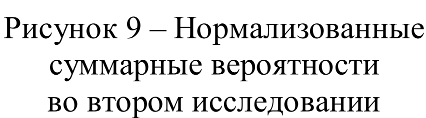


Рисунок 9 – Нормализованные суммарные вероятности во втором исследовании

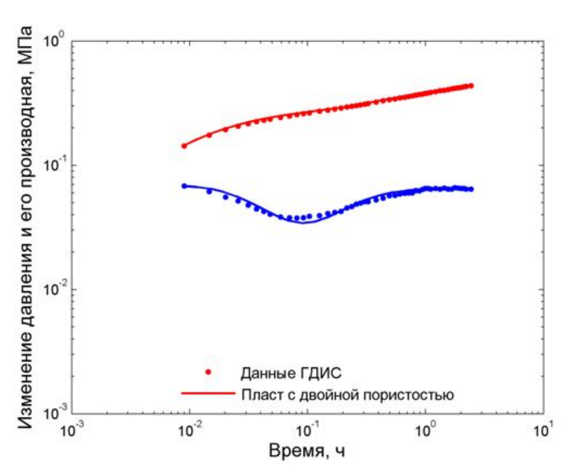


Рисунок 10 – Соответствие подобранных кривых данным ГДИС во втором исследовании

С помощью МППВ и вычисленных начальных оценок на рис. 9 построены графики значимых по величине нормализованных суммарных вероятностей. Сначала наибольшее значение нормализованной суммарной вероятности соответствует модели двойной пористости с непроводящим сбросом. Затем нормализованная суммарная вероятность для модели радиального течения в бесконечном пласте с двойной пористостью увеличивается. В конце ГДИС эта модель уже имеет наибольшее значение нормализованной суммарной вероятности, что говорит об ее лучшей адекватности измеренному падению давления. На рис. 10 изображен график производной функции давления с подобранными по экспериментальным точкам кривыми, соответствующими модели радиального течения в бесконечном пласте с двойной пористостью. Начальные и конечные оценки параметров коллектора сравниваются в табл. 9. Там же приведены доверительные интервалы для всех параметров.

Таблица 9 – Сравнение начальных оценок параметров пласта и оценок, полученных в результате подгонки кривых, во втором исследовании

Параметр	Начальная оценка	Конечная оценка	Доверительный интервал
k	0,25	0,25	±0,24 %
S	–4,21	–4,12	±0,025
C	2,54	0,16	±10,47 %
ω	0,28	0,22	±8,47 %
λ	$8,20 \cdot 10^{-6}$	$7,61 \cdot 10^{-6}$	±6,52 %

Литература

1. Athichanagorn S. Using artificial neural network and sequential predictive probability method to mechanize interpretation of well test data: M.S. Thesis. – Stanford University, 1995.
2. Денисов С.В. Автоматизация интерпретации результатов гидродинамических исследований скважин путем применения искусственных нейронных сетей // Надежность и качество. Труды Международного симпозиума: В 2 т. // Под ред. Н.К. Юркова. – Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2008. – Т. 2. – С. 98-103.
3. Денисов С.В. Оценка параметров и идентификация модели пласта по результатам гидродинамических исследований скважин // Вестник Московской Академии рынка труда и информационных технологий. – 2005. – № 9 (21). – С. 106-119.

С.В. Денисов

Сумісне застосування нейронних мереж і методу послідовного прогнозування ймовірностей для ідентифікації моделі і пласта

У статті обговорюються результати, отримані шляхом об’єднання штучної нейронної мережі і методу послідовного прогнозування ймовірностей. Досліджувалися два набори реальних промислових даних. У кожному прикладі штучна нейронна мережа застосувалася для ідентифікації різних режимів філотрації. Далі визначались початкові оцінки параметрів пласта, які використовувались як стартові наближення для методу послідовного прогнозування ймовірностей.

S.V. Denisov

Combined Application of Neural Networks and Sequential Predictive Probability Method for Identification of Reservoir Model

This article discusses the results obtained by combining the artificial neural network and the sequential predictive probability methods. Two sets of actual field data are discussed. In each example, the artificial neural network program was used to identify different reservoir flow regimes. Then, initial estimates of reservoir parameters were made and used as initial guesses in the sequential predictive probability program.

Статья поступила в редакцию 02.07.2008.